

BAB V

SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Perancangan dan pemilihan model CNN-SVM untuk mendiagnosis penderita katarak dilakukan dengan menggabungkan MobileNetV2 sebagai *feature extractor* dan SVM sebagai *classifier*. Pemilihan metode ini didasarkan pada keunggulan MobileNetV2 dalam mengekstraksi fitur visual dari citra medis secara efisien, serta kemampuan SVM dalam melakukan klasifikasi presisi terhadap data berdimensi tinggi. Model dirancang untuk menerima *input* berupa citra mata berukuran 224×224 piksel, yang diekstrak oleh MobileNetV2 menjadi vektor fitur berdimensi tetap. Vektor tersebut kemudian diklasifikasikan menggunakan SVM dengan kernel RBF dan parameter yang disesuaikan untuk menghasilkan prediksi terhadap tiga kelas, yaitu Katarak, Normal, dan Others.

Performa model CNN-SVM menunjukkan hasil yang sangat baik dalam mengklasifikasikan citra mata. Berdasarkan hasil evaluasi, model mencapai tingkat akurasi sebesar 98,61%, yang didapat dari proses pengujian terhadap data validasi serta uji coba menggunakan *dataset* uji nyata. Model mampu mengklasifikasikan sebagian besar gambar Katarak, Normal, maupun Others secara akurat. Penerapan teknik *balancing* menggunakan SMOTE juga memberikan kontribusi signifikan terhadap kestabilan model dalam menghadapi ketimpangan data antar kelas. Hasil perbandingan dengan penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa model CNN-SVM yang dikembangkan dalam penelitian ini memberikan akurasi lebih tinggi dibandingkan metode lain. Model ini mengungguli pendekatan seperti SVM murni, CNN konvensional, dan kombinasi MobileNetV2-SVM yang digunakan dalam studi *multi-class* sebelumnya. Keunggulan ini diperoleh

karena model difokuskan pada klasifikasi tiga kelas utama dengan *preprocessing*, *feature extraction*, dan *balancing* yang lebih optimal.

Model CNN-SVM yang dikembangkan dalam penelitian ini telah berhasil diintegrasikan ke dalam *platform web* berbasis Streamlit sebagai bentuk implementasi sistem. Integrasi ini menunjukkan bahwa model memiliki potensi tidak hanya dari sisi performa klasifikasi, tetapi juga dari segi utilisasi dalam konteks aplikasi. *Platform* Streamlit dipilih karena kemampuannya dalam menyajikan UI dan UX yang ringan, interaktif, dan mudah digunakan, sehingga memungkinkan pemanfaatan model oleh pengguna non-teknis. Implementasi ini membuka peluang penerapan sistem dalam lingkungan klinis atau skenario lapangan sebagai alat bantu deteksi awal katarak berbasis citra, serta menjadi dasar pengembangan sistem yang lebih lanjut dan terintegrasi.

5.2 Saran

Untuk penelitian selanjutnya, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan guna mengembangkan sistem deteksi katarak yang lebih optimal. Pertama, pengujian disarankan dilakukan *pada* dataset dengan jumlah yang lebih besar dan keragaman yang lebih luas, meliputi berbagai etnis, rentang usia, serta variasi kondisi pencitraan seperti intensitas cahaya, resolusi kamera, dan sudut pengambilan gambar. Hal ini penting untuk memastikan kemampuan generalisasi model terhadap data dunia nyata.

Kedua, perlu dilakukan eksplorasi terhadap teknik augmentasi citra seperti *random brightness*, *contrast adjustment*, atau *rotation range non-linear*, guna memperluas variasi data latih. Selain itu, penggunaan arsitektur *deep learning* lanjutan seperti EfficientNet, Vision Transformer (ViT), atau metode berbasis *attention mechanism* dapat menjadi alternatif *feature extractor* untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi model.

Ketiga, pada aspek implementasi, sistem dapat dikembangkan lebih lanjut melalui integrasi ke *platform cloud* berbasis komputasi terdistribusi, sehingga memungkinkan proses klasifikasi dilakukan secara *real-time* dengan aksesibilitas tinggi di berbagai lokasi klinis.

Terakhir, disarankan agar penelitian selanjutnya turut menitikberatkan pada evaluasi aspek keamanan data dan privasi pasien, mengingat data medis merupakan informasi sensitif yang harus diproses dan disimpan sesuai dengan standar etika dan regulasi dalam bidang teknologi kesehatan.

